

УДК 681.3.06

Г.З. Халимов

Харьковский национальный университет радиотехники, Украина

## АНАЛИЗ МЕТОДОВ ГАРСИЯ И ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ БИОМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЛИЧНОСТИ

*Представлены свойства, реализация и оценки биометрической идентификации на основе метода Гарсия и метода главных компонент.*

**Ключевые слова:** биометрическая идентификация, метод Гарсия, метод главных компонент.

### Введение

Методы биометрической идентификации личности по изображению лица определяются вычислениями наиболее характерных признаков: геометрии лица, коэффициентов двумерного разложения окрестности контрольных точек на изображении лица по ортогональному базису, ковариационных коэффициентов вектора изображений. Главное противоречие биометрической идентификации по изображению лица определяется необходимостью хранить большой объем идентификационных данных для обеспечения высокой точности идентификации. Большая база идентификационных данных приводит к увеличению затрат на время идентификации личности.

Таким образом требует решения оптимизационная задача минимизации затрат на время идентификации, объем идентификационных данных при обеспечении высокой достоверности идентификации. Первые результаты идентификации на основе ортогональных разложений (группа вейвлет-методов) представлены в работах [1 – 3]. Характерной особенностью является применение вейвлет-преобразования Габора и вычисления признака подобия по коэффициентам преобразования. Методы идентификации на основе вычисления статистических характеристик объектов изображений сводят к минимуму объем идентификационных параметров, но вопрос точности идентификации требует исследований [4, 5]. В практической плоскости важной задачей является моделирование и анализ методов биометрической идентификации по изображению лица.

**Целью статьи** является исследование эффективности биометрической идентификации на основе применения ортогональных преобразований и вычисления статистических характеристик объектов изображений.

В разделе 1 представлено определение и свойства биометрической идентификации на основе метода Гарсия. В разделе 2 рассмотрена реализация и оценки метода главных компонент биометрической идентификации личности.

### 1. Биометрическая идентификация на основе метода Гарсия

В методе Гарсия используется двухчастотное вейвлет преобразование Габора, в результате которого начальному изображению ставится в соответствие 16 наборов коэффициентов вейвлет разложения.

Для каждого набора коэффициентов вычисляются основные статистические характеристики, такие как математическое ожидание  $\mu_i$  и дисперсия  $\sigma_i$ , которые в дальнейшем используются как элементы вектора признаков

$$v_i = \{\mu_i, \sigma_i\}, i = 1, \dots, 16.$$

При построении данного алгоритма необходимо выделить особое внимание минимизации вероятности неправильной классификации.

В пространстве признаков вероятность неправильной классификации может быть введена по разному, однако в любом случае она должна быть легко вычисляемой.

Одним из подходов является введение вероятностных расстояний (1) и (2) [1]:

$$\rho(v_k, v_l) = \sum_{i=0}^n \rho_i(v_k, v_l), \quad (1)$$

$$\rho_i(v_k, v_l) = \frac{1}{4} \frac{(\mu_{ik} - \mu_{il})^2}{(\sigma_{ik}^2 + \sigma_{il}^2)} + \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1}{2} \frac{(\sigma_{ik}^2 + \sigma_{il}^2)}{\sqrt{\sigma_{ik}^2 \sigma_{il}^2}} \right). \quad (2)$$

С помощью предложенной метрики измеряются расстояния между векторами признаков анализируемого изображения и изображения из базы данных.

Применение метода Гарсия для изображения представляется следующими действиями. Тестовое изображение 17 на 17 пикселей представлено на рис. 1.



Рис. 1. Тестовые изображения

Подготовительный шаг определяет преобразование изображения в массив яркостей. Код программы в среде программирования MatLab имеет вид на рис. 2.

```
a:=Import["D:\2.bmp","Data"]
Import["D:\2.bmp"]
ss=Table[a[[x,y,1]],{x,1,17},{y,1,17}]
```

Рис. 2. Программа построения массива яркостей

Первый шаг метода Гарсии вычисляет двух ориентационное двухчастотное преобразование функции Габора.

Код программы представлен на рис. 3.

```
W[x_,y_, λ_, θ_, ψ_,σ_,γ_]:=
  -((x*Cos[θ]+y*Sin[θ])2+γ2*(-x*Sin[θ]+y*Cos[θ])2),
  e 2*σ2 *
  Cos[(2π (x Cos[θ]+y Sin[θ]))/λ+ψ];
θ:=0;
θ3:=4π/8;
λ1:=4.;
λ2:=16.;
ψ1:=0;
σ1:= λ1;
σ2:= λ2;
γ :=1.;
r1=Table[SetAccuracy[N[W[x,y,θ,λ1,ψ1,σ1,γ]],10],
{x,-8,8},{y,-8,8}];
r4=Table[SetAccuracy[N[W[x,y,θ3,λ1,ψ1,σ1,γ]],10],
{x,-8,8},{y,-8,8}];
r11=Table[SetAccuracy[N[W[x,y,θ,λ2,ψ1,σ2,γ]],10],
{x,-8,8},{y,-8,8}];
r14=Table[SetAccuracy[N[W[x,y,θ3,λ2,ψ1,σ2,γ]],10],
{x,-8,8},{y,-8,8}];
exit1=r1.Pixl
exit4=r4.Pixl
exit11=r11.Pixl
exit14=r14.Pixl
```

Рис. 3. Программа вычисления коэффициентов Габора.

**Замечание 1.**

1.1. Программа реализует вычислений 4-х коэффициентов Габора с углами поворота 0 и π/2 радиан на двух частотах 4 и 16. Пример вейвлета Габора для параметров λ = 4, θ = π/2, ψ =0, γ=1, σ =4 представлен на рис. 4.

1.2. Для увеличения вероятности правильного распознавания необходимо увеличение количества частот и ориентаций.

На следующем шаге для полученного набора коэффициентов вычисляется математическое ожидание и дисперсия. Код программы для вычисления математического ожидания и дисперсии представлен на рис. 5.

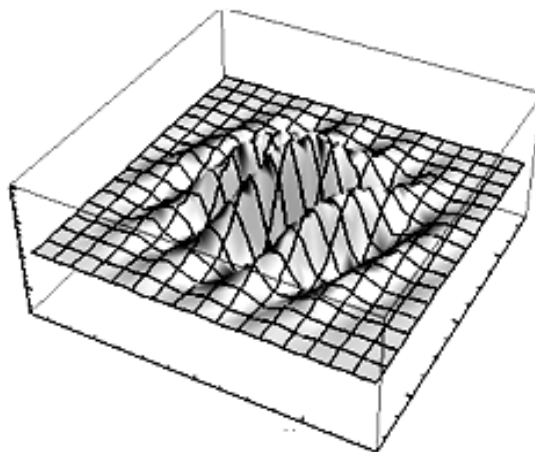


Рис. 4. Вейвлет Габора на плоскости

```
ma[i_]:=m1[[i]]^2;
mb[i_]:=m2[[i]]^2;
mc[i_]:=m3[[i]]^2;
md[i_]:=m4[[i]]^2;
ma1= Table[ma[i],{i,1,17^2}];
mb1= Table[mb[i],{i,1,17^2}];
mc1= Table[mc[i],{i,1,17^2}];
md1= Table[md[i],{i,1,17^2}];
var1=Mean[m1];
var2=Mean[m2];
var3=Mean[m3];
var4=Mean[m4];
vara1=Mean[ma1]-var1^2;
vara2=Mean[mb1]-var2^2;
vara3=Mean[mc1]-var3^2;
vara4=Mean[md1]-var4^2;
List[{var1,vara1},{var2,vara2},{var3,vara3},
{var4,vara4}]
```

Рис. 5. Программа вычисления математического ожидания и дисперсии

**Замечание 2.** Вычисления выполняются для каждого тестового изображения. Результатами являются наборы 4-х векторов (по числу функций Габора) для трёх изображений:

- изображение 1:
  - {5.99334, 487119.},
  - {16.066, 447.964},
  - {-67.8541, 2.85036\*10^6},
  - {103.362, 15824.9}};
- изображение 2:
  - {6.31065, 538086.},
  - {9.92324, 252.178},
  - {-70.907, 3.07347\*10^6},
  - {133.135, 8900.79}};
- изображение 3:
  - {6.5163, 556504.},
  - {13.2376, 307.464},
  - {-74.0432, 3.25485\*10^6},
  - {96.7808, 9756.72}}.

На последнем шаге по выражению (2) вычисляются подобия изображений. Программа представлена на рис. 6.

$$\begin{aligned}
 & \frac{1/4 * (\text{dobl2}[[1, 1]] - \text{dobl3}[[1, 1]])^2 / (\text{dobl2}[[1, 2]]^2 + \text{dobl3}[[1, 2]]^2) + 1/2 \text{Log}[1/2 * (\text{dobl2}[[1, 2]]^2 + \text{dobl3}[[1, 2]]^2)]}{\sqrt{\text{dobl2}[[1, 2]]^2 \text{dobl3}[[1, 2]]^2}} \\
 & \frac{1/4 * (\text{dobl2}[[2, 1]] - \text{dobl3}[[2, 1]])^2 / (\text{dobl2}[[2, 2]]^2 + \text{dobl3}[[2, 2]]^2) + 1/2 \text{Log}[1/2 * (\text{dobl2}[[2, 2]]^2 + \text{dobl3}[[2, 2]]^2)]}{\sqrt{\text{dobl2}[[2, 2]]^2 \text{dobl3}[[2, 2]]^2}} \\
 & \frac{1/4 * (\text{dobl2}[[3, 1]] - \text{dobl3}[[3, 1]])^2 / (\text{dobl2}[[3, 2]]^2 + \text{dobl3}[[3, 2]]^2) + 1/2 \text{Log}[1/2 * (\text{dobl2}[[3, 2]]^2 + \text{dobl3}[[3, 2]]^2)]}{\sqrt{\text{dobl2}[[3, 2]]^2 \text{dobl3}[[3, 2]]^2}} \\
 & \frac{1/4 * (\text{dobl2}[[4, 1]] - \text{dobl3}[[4, 1]])^2 / (\text{dobl2}[[4, 2]]^2 + \text{dobl3}[[4, 2]]^2) + 1/2 \text{Log}[1/2 * (\text{dobl2}[[4, 2]]^2 + \text{dobl3}[[4, 2]]^2)]}{\sqrt{\text{dobl2}[[4, 2]]^2 \text{dobl3}[[4, 2]]^2}} \\
 & \frac{1/4 * (\text{dobl1}[[1, 1]] - \text{dobl2}[[1, 1]])^2 / (\text{dobl1}[[1, 2]]^2 + \text{dobl2}[[1, 2]]^2) + 1/2 \text{Log}[1/2 * (\text{dobl1}[[1, 2]]^2 + \text{dobl2}[[1, 2]]^2)]}{\sqrt{\text{dobl1}[[1, 2]]^2 \text{dobl2}[[1, 2]]^2}} \\
 & \frac{1/4 * (\text{dobl1}[[2, 1]] - \text{dobl2}[[2, 1]])^2 / (\text{dobl1}[[2, 2]]^2 + \text{dobl2}[[2, 2]]^2) + 1/2 \text{Log}[1/2 * (\text{dobl1}[[2, 2]]^2 + \text{dobl2}[[2, 2]]^2)]}{\sqrt{\text{dobl1}[[2, 2]]^2 \text{dobl2}[[2, 2]]^2}} \\
 & \frac{1/4 * (\text{dobl1}[[3, 1]] - \text{dobl2}[[3, 1]])^2 / (\text{dobl1}[[3, 2]]^2 + \text{dobl2}[[3, 2]]^2) + 1/2 \text{Log}[1/2 * (\text{dobl1}[[3, 2]]^2 + \text{dobl2}[[3, 2]]^2)]}{\sqrt{\text{dobl1}[[3, 2]]^2 \text{dobl2}[[3, 2]]^2}} \\
 & \frac{1/4 * (\text{dobl1}[[4, 1]] - \text{dobl2}[[4, 1]])^2 / (\text{dobl1}[[4, 2]]^2 + \text{dobl2}[[4, 2]]^2) + 1/2 \text{Log}[1/2 * (\text{dobl1}[[4, 2]]^2 + \text{dobl2}[[4, 2]]^2)]}{\sqrt{\text{dobl1}[[4, 2]]^2 \text{dobl2}[[4, 2]]^2}}
 \end{aligned}$$

Рис. 6. Программа вычисления оценок подобия

Значения данных массивов dobl1, 2, 3 определяются наборами 4-х векторов для тестовых изображений, вычисленных в предыдущем шаге:

- dobl1 = { {5.99334, 487119.}, {16.066, 447.964}, {-67.8541, 2.85036\*10^6}, {103.362, 15824.9} };
- dobl2 = { {6.31065, 538086.}, {9.92324, 252.178}, {-70.907, 3.07347\*10^6}, {133.135, 8900.79} };
- dobl3 = { {6.5163, 556504.}, {13.2376, 307.464}, {-74.0432, 3.25485\*10^6}, {96.7808, 9756.72} }.

Результаты попарных сравнений представлены в табл. 1.

Таблица 1

Оценки подобия для тестовых изображений

Сравнение изображений 2 и 3	Сравнение изображений 2 и 1
0.000283127	0.00247148
0.00977678	0.0783928
0.00082149	0.00141851
0.0021065	0.0785828

**Замечание 3.**

3.1. Оценки подобия наименьшие для изображений 2 и 3, что позволяет сделать вывод о

принадлежности этих изображений одному и тому же лицу.

3.2. Преимуществом метода Гарсия является то, что результирующие оценки вычисляются по векторам параметров изображений, что позволяет уменьшить существенно объём идентификационных данных.

3.3. Недостатком метода является необходимость предобработки изображений и зависимость результата от мелких деталей лица (например, выражения лица, масштаба, центрирования).

**2. Анализ метода главных компонент биометрической идентификации личности**

Метод главных компонент (Principal Component Analysis) применяется для сжатия данных без существенных потерь информации. Он состоит в линейном ортогональном преобразовании входного вектора X размерности N в выходной вектор Y размерности M. При этом компоненты вектора Y являются некоррелированными и общая дисперсия после преобразования остается неизменной.

Матрица X состоит из тестовых изображений (обучающая выборка).

Решение уравнения

$$\Lambda = \Phi^T \Sigma \Phi,$$

где  $\Sigma$  – ковариационная матрица для X, а  $\Lambda$  – диагональная матрица собственных чисел определяет матрицу собственных векторов  $\Phi$ .

Ограничение матрицы  $\Phi$  на подматрицу  $\Phi_M$ , соответствующую M наибольшим собственным числам, приводит к преобразованию  $y = \Phi_M^T \tilde{x}$ , где  $\tilde{x} = x \cdot \bar{x}$  - нормализованный вектор с нулевым математическим ожиданием, что характеризует большую часть общей дисперсии и отражает наиболее существенные свойства изображения X [6].

Алгоритм вычисления главных компонент представлен в [7].

Чаще всего для построения PCA счетов и нагрузок, используется рекуррентный алгоритм NIPALS, который на каждом шагу вычисляет одну компоненту. Сначала начальная матрица X преобразуется (центрируется) и превращается в матрицу  $E_0$ ,  $a = 0$ .

Далее применяют следующий алгоритм.

1. Выбрать начальный вектор t;

2.  $p^t = t^t E_a / t^t t$ ;

3.  $p = p / (p^t p)^{1/2}$ ;

4.  $t = E_a p / p^t p$ ;

5. Проверить сходимость, если нет, то идти на 2.

После вычисления очередной (а-й) компоненты, считаем  $t_a = t$  и  $p_a = p$ . Для получения следующей компоненты надо вычислить остатки  $E_{a+1} = E_a - tp^t$  и применить к ним тот же алгоритм, заменив индекс а на а + 1.

После того, как построено пространство из главных компонент, новые образцы  $X_{new}$  могут быть на него спроецированы, иными словами – определены матрицы счетов  $T_{new}$ .

В методе РСА это делается просто

$$T_{new} = X_{new} P.$$

Матрица счетов Т дает нам проекции начальных образцов (J-мерных векторов.  $x_1, \dots, x_J$ ) на подпространство главных компонент (А-мерное). Строки  $t_1, \dots, t_I$  матрицы Т - это координаты образцов в новой системе координат. Столбцы  $t_1, \dots, t_A$  матрицы Т - ортогональные и представляют проекции всех образцов на одну новую координатную ось.

РСА декомпозиция матрицы X является последовательным, итеративным процессом, который можно оборвать на любом шаге.

Результирующая матрица определяется выражением

$$\hat{X} = TP^t.$$

Разница между матрицами X и  $\hat{X}$  определяет матрицу остатков

$$E = X - \hat{X}.$$

Применение метода главных компонент для тестируемого изображения на рис. 1 определяется следующими действиями.

Подготовительный шаг определяет преобразование изображения в массив яркостей.

Процедура функция вычисления главных компонент для массива значений яркостей изображений X представлена на рис. 7.

Результаты вычислений для первых 12 главных компонент приведены в табл. 2.

**Замечание 4.**

4.1. Подобие изображений определяется по отклонению соответствующих главных компонент эталонного изображения от главных компонент тестовых изображений. Оценка результатов представленных в табл. 2 показывает, что сходство между главными компонентами изображений 3 и 2 определяется в 67% случаев, а с компонентами изображения 1 в 33% случаев. Можно сделать вывод о подобии лиц на картинках 2 и 3. Можно применить другие метрики отклонения: квадрат расстояния между исходным вектором  $x_i$  и его проекцией на пространство главных компонент, оценку дисперсии (вариации)  $i$ -го образца, среднее для всех образцов расстояние, общую для всех образцов дисперсию.

```
function [T, P] = pcanipals (X, numberPC)
%       T contains scores
%       P contains loadings
[X_r, X_c] = size (X); P=[]; T=[];
pc = numberPC;
for k = 1:pc
    P1 = rand (X_c, 1); % случайный вектор
    T1 = X * P1;
    d0 = T1'*T1;
    P1 = (T1* X/d0)'; % вычисление вектора p1
    P1 = P1/norm(P1); % нормировка вектора
    T1 = X * P1; % произведение начальной
    матрицы на p1
    X = X - T1*P1';
    P = cat (1, P, P1');
    T = [T,T1];
End

X=[105 141 159 158 160 170 176 180 181 182 186
201 205 205 206 207 187;
 97 87 77 68 81 106 126 153 170 172 161 144
114 96 113 143 169;
 57 60 61 51 43 52 83 118 157 175 139 103 63
64 96 133 145;
 77 73 50 27 41 56 66 92 166 209 153 80 25
33 87 110 157;
 72 49 41 26 83 81 67 95 178 223 181 138 94
100 164 137 156;
 78 83 103 117 150 126 81 110 185 227 214 182
165 177 189 198 195;
 123 118 125 144 155 136 112 128 186 232 230
211 177 183 204 214 217;
 156 152 147 156 154 142 129 135 187 235 232
231 217 199 209 221 223;
 152 165 171 174 163 143 129 144 195 236 234
229 240 234 224 224 220;
 142 165 175 182 170 136 130 151 193 233 240
232 237 239 234 220 212;
 131 148 165 174 164 132 115 114 153 188 178
202 236 241 234 220 210;
 124 129 151 164 158 130 98 84 116 157 160 200
238 239 232 219 206;
 123 127 138 151 144 133 126 127 167 197 233
239 241 241 234 222 201;
 114 123 131 142 143 141 152 175 211 215 232
239 238 237 234 225 198;
 116 120 131 136 134 143 147 138 151 172 178
193 210 223 232 224 183;
 114 122 135 133 127 107 104 136 159 174 178
170 180 210 229 213 168;
 103 115 124 128 121 111 121 164 184 184 182
191 203 208 217 190 159]

numberPC = 5
[P, T] = pcanipals (X,numberPC)
```

Рис. 7. Процедура функция вычисления главных компонент

Результати вычислений главных компонент

Изображение 1	0.09	0.11	0.14	0.17	0.19	0.19	0.17	0.21	0.28	0.30	0.30	0.30
Изображение 2	0.13	0.15	0.16	0.17	0.17	0.16	0.16	0.20	0.27	0.30	0.29	0.29
Изображение 3	0.16	0.17	0.18	0.19	0.19	0.18	0.17	0.19	0.25	0.29	0.28	0.28

4.2. Метод главных компонент - итерационная процедура, в которой новые компоненты вычисляются последовательно. Важно знать, когда остановить этот процесс, т.е. как определить правильное число главных компонент  $A$ . Если это число очень мало, то представление данных будет не полным. С другой стороны, чрезмерное число главных компонент приводит к переоценке, к ситуации, когда учитывается не столько содержательная информация изображений сколько мелкие (шумовые) детали. Практическое число главных компонент равно 3 или 4. Три компоненты содержат 95%, а четыре 98% начальной энергии снимка [7].

4.3. Преимуществом метода главных компонент является малая база идентификационных данных. Недостатками метода является его зависимость от предобработки изображений, невысокая по сравнению с другими методами вероятность распознавания. Для увеличения вероятности правильного распознавания необходима предобработка изображения (масштабирование, обрезка), увеличение количества главных компонент

### Выводы

Методы Гарсия и главных компонент являются скоростными и менее субъективными. Вычисления выполняются по всем точкам изображений, а не только по специально выбранным -характерным. Преимуществом методов является малая база идентификационных данных, недостатками - зависимость от предобработки изображений, невысокая по сравнению с другими методами вероятность распознавания, например эластичных графов. Методы Гарсия и главных компонент можно использовать

для предварительного поиска и обработки изображений с целью уменьшения пространства поиска.

### Список литературы

1. Garcia C. *Wavelet Packet Analysis for Face Recognition* / C. Garcia, G. Zikos, G. Tziritas. // *Image and Vision Computing*. – 2000. – №18. – P. 289–297.
2. Jacobs C. *Fast multiresolution image querying* / C. Jacobs, A. Finkelstein, D. Salesin // *Proceedings of SIGGRAPH '95, ACM, New York*. – 1995. – P. 277–286.
3. Garcia C. *Face Detection in Color Images Using Wavelet Packet Analysis* / C. Garcia, G. Tziritas // *Proc. IEEE Intern. Conf. Multimedia Computing and Systems, Florence*. – June 1999. – V. I. – P. 703–708.
4. Rabiner L. *A tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition* / L. Rabiner // *Proceedings of the IEEE*. – 1989. – Vol.77. – no. 2. – P. 257–285.
5. Eickeler S. *Comparison of Confidence Measures for Face Recognition* / S. Eickeler, M. Jabs, G. Rigoll // *Gerhard – Mercator – University Duisburg, Germany*. – 2000. – P. 6.
6. Головки В. *Нейроинтеллект: Теория и применение. Книга 1. Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями* / В. Головки // Брест: БПИ. – 1999. – С. 260.
7. Померанцев А. *Метод Главных Компонент (PCA) [Электронный ресурс]* / А. Померанцев. – Режим доступа : [www/ URL: http://www.chemometrics.ru/materials/textbooks/pca.htm](http://www.chemometrics.ru/materials/textbooks/pca.htm) / – 15.06.2009 г.

Поступила в редколлегию 20.05.2013

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф. И.Д. Горбенко, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.

### АНАЛІЗ МЕТОДІВ ГАРСІЯ І ГОЛОВНИХ КОМПОНЕНТ БІОМЕТРИЧНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОСОБИСТОСТІ

Г.З. Халімов

*Представлені властивості, реалізація та оцінки біометричної ідентифікації на основі методу Гарсія та методу головних компонент.*

**Ключові слова:** біометрична ідентифікація, метод Гарсія, метод головних компонент.

### ANALYSIS OF THE METHOD GARCIA AND THE METHOD PRINCIPAL COMPONENT BIOMETRIC IDENTIFICATION

G.Z. Khalimov

*The properties, implementation and evaluation of biometric-based identification method Garcia and principal component analysis are presented.*

**Keywords:** biometric identification, method Garcia, the principal component analysis.